

# 基于近红外光谱与连续投影算法的针叶材表面节子缺陷识别

周竹<sup>1,2</sup>, 尹建新<sup>1,2</sup>, 周素茵<sup>1,2</sup>, 方益明<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>浙江农林大学信息工程学院, 浙江 临安 311300;

<sup>2</sup>浙江省林业智能监测与信息技术研究重点实验室, 浙江 临安 311300

**摘要** 为了实现木板材依据节子进行自动化分级,利用近红外光谱技术对针叶材表面节子进行检测。比较了光谱预处理和建模方法对节子识别的影响,研究了单一树种板材节子识别模型对其他树种板材节子识别的适应性,建立了混合树种板材的节子识别模型,并利用连续投影算法(SPA)进行了节子特征波长优选。结果显示,一阶导数光谱结合最小二乘支持向量机(LS-SVM)所建单一和混合节子识别模型性能最优。连续投影算法优选了15个特征波长变量,仅占全波长变量的0.87%,所建LS-SVM简化模型对测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为0.990、0.954、97.44%。实验结果表明,近红外光谱技术联合SPA与LS-SVM可以对多种针叶材板材的表面节子进行快速准确检测,连续投影算法是提取板材表面节子缺陷特征的有效方法,能简化模型并提高模型预测精度。

**关键词** 光谱学; 近红外光谱; 节子; 连续投影算法; 最小二乘支持向量机; 针叶材

中图分类号 S781.5 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP54.023001

## Knot Defection on Coniferous Wood Surface by Near Infrared Spectroscopy and Successive Projections Algorithm

Zhou Zhu<sup>1,2</sup>, Yin Jianxin<sup>1,2</sup>, Zhou Suyin<sup>1,2</sup>, Fang Yiming<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> School of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Lin'an, Zhejiang 311300, China;

<sup>2</sup> Zhejiang Provincial Key Laboratory of Forestry Intelligent Monitoring and Information Technology, Lin'an, Zhejiang 311300, China

**Abstract** To develop a model for rapid, accurate grading of lumbers based on knots, near infrared spectroscopy was used to detect knots on coniferous wood surface. We explored the effects of spectral preprocess methods and modelling methods on knot detection, and investigated the feasibility of using a model built within one species to discriminate the samples from other species. Successive projections algorithm (SPA) was used to select effective wavelengths. The results showed that least squares-support vector machines (LS-SVM) coupled with first derivative preprocessed spectra achieved the best performance for both single and mixed models. Fifteen effective wavelengths, only 0.87% of the full wavelengths, were selected by SPA to build an LS-SVM model, and the sensitivity, specificity and accuracy in validation set were 0.990, 0.954, 97.44%. The results showed that near infrared spectroscopy combined with SPA and LS-SVM can be used to detect surface knots on different coniferous wood varieties. SPA is a powerful tool to select the efficient variables, and it can simplify model and improve model prediction precision.

**Key words** spectroscopy; near infrared spectroscopy; knot; successive projections algorithm; least squares-support vector machines; coniferous wood

**OCIS codes** 300.1030; 300.6340; 120.0120

收稿日期: 2016-09-21; 收到修改稿日期: 2016-10-18

基金项目: 国家自然科学基金(61302185)、浙江省自然科学基金(LQ13F050006)

作者简介: 周竹(1984—),男,博士,讲师,主要从事木材智能化检测与控制技术方面的研究。

E-mail: zhouzhu@zafu.edu.cn

# 1 引言

节子是木板材分等的重要评价指标<sup>[1]</sup>。根据节子对木板材进行分级,是提高木材利用率和经济价值的重要手段。现有的分级方法主要采用肉眼观测,主观性强且分级效率低。因此,研究一种板材表面节子缺陷快速无损检测方法,不仅具有重要的理论意义,而且可为木板材的自动化分级提供参考。

近几年来,国内外研究人员采用声波<sup>[2]</sup>、微波<sup>[3]</sup>、X射线<sup>[4]</sup>、激光<sup>[5]</sup>、机器视觉<sup>[6-7]</sup>等技术对木材表面节子缺陷进行了研究,并取得了一些成果。然而,提高节子缺陷检测的快速性、准确性以及对不同木材树种的适应性等方面仍有待进一步研究<sup>[8]</sup>。近红外光谱技术可利用近红外光谱区域的全谱或部分波段光谱对被测物进行快速定量或定性分析<sup>[9-10]</sup>。该技术已应用于木材理化性质预测<sup>[11-12]</sup>、腐朽鉴别<sup>[13]</sup>和种类识别<sup>[14]</sup>等研究。由于木材正常组织和节子组织的结构、化学成分等存在差异,这些差异可以负载在近红外光谱中,这为近红外光谱技术用于木材表面节子缺陷检测提供了基础。在已有研究中,Fujimoto等<sup>[15]</sup>分析了落叶松板材节子组织与正常组织的光谱差异,建立了基于簇类独立软模式法(SIMCA)的节子识别模型。杨忠等<sup>[16-18]</sup>先后以马尾松、尾叶桉、杨木板材为研究对象,采用全波段近红外光谱建立了节子识别模型。上述研究中试材种类及建模方法均较为单一,所建模型较难体现对其他树种板材的适应性。此外,近红外光谱通常包含数以千计的波长变量,利用全波段数据建模时,并非每个波长都能提供有用信息,大量冗余数据会增加建模工作量。开展波长变量优选,不仅可以剔除无关变量,还可能提高模型的预测精度以及稳健性。同时,优选的特征波长可用于构建在线光谱快速测量系统,从而降低生产成本。连续投影算法(SPA)利用向量的投影分析,寻找含有最少冗余信息的变量组合,使变量间的共线性最小,该方法在光谱特征波长优选中应用广泛<sup>[19-20]</sup>。

本文采用近红外光谱技术检测北美黄杉、铁杉、云杉和云杉-松木-冷杉(SPF)规格材等针叶材的表面节子缺陷,比较光谱预处理和建模方法对节子识别的影响,研究单一树种板材节子模型对其他树种板材的适应性,建立混合树种板材节子缺陷的识别模型,并采用 SPA 优选节子识别的有效波长,以期确定最优的板材表面节子缺陷检测方法,为木材表面节子缺陷的快速准确识别提供方法与技术支撑。

## 2 材料与方法

### 2.1 实验材料

实验木材包括北美黄杉、铁杉、云杉以及进口自加拿大的 SPF 二级规格材,均收集自当地木材加工厂。采用木材水分计(KT-60, Klortner technology 公司,意大利)测量试材含水率,根据 GB/T 1933-2009《木材密度测量方法》测量试材密度。将所有试材切割成 200 mm×80 mm×20 mm 的板材。在板材上按序标记节子部位、记录节子直径并确定节子中心,同时在节子附近随机标记非节子部位,并将它们作为光谱采样点。被测试材的相关参数如表 1 所示。

表 1 实验木板材信息

Table 1 Information of board in the experiment

Wood species	Number	Moisture content /%	Density /( $\text{g}\cdot\text{cm}^{-3}$ )
DF	82	11.0	0.560
SPF	83	9.1	0.395
CH	63	10.3	0.569
DS	72	9.9	0.471

DF: Douglas fir; SPF: spruce-pine-fir; CH: Chinese hemlock; DS: dragon spruce

### 2.2 实验仪器

实验用光谱采集设备为美国 ASD 公司生产的 FieldSpec FR 便携式光谱仪。该仪器标配卤素光源,光谱波长范围 350~2500 nm,采样间隔 1 nm。光谱采集时,将直径为 18 mm 的光纤探头垂直置于被测标记点,以漫反射方式测量光谱。每个标记点均采集 10 次光谱,并求平均值进行后续分析。光谱采样前,利用商用聚四氟乙烯白板进行空白校准。

### 2.3 光谱预处理方法

受仪器、样品以及光谱采集环境等因素的影响,近红外光谱中常出现噪声、谱图基线漂移和平移等现象,为

了消除上述因素的影响,采用标准正态变量(SNV)变换、一阶导数(FD)等方法对原始光谱(NP)进行预处理。

## 2.4 特征波长优选方法

采用连续投影算法(SPA)进行木材节子特征波长优选。其步骤包括:1) 记  $x_{k(0)}$  和  $N$  分别为初始变量和需要提取的波长变量的个数,光谱矩阵的波长总数为  $J$ ,在首次( $n=1$ )迭代开始之前,随机选取光谱矩阵第  $j$  列,赋值为  $x_j$ ,记为  $x_{k(0)}$ ; 2) 将未被选中的波长集合记为  $S$ ,  $S = \{j | 1 \leq j \leq J, j \notin \{k(1), k(2), \dots, k(i)\}\}$ ; 3) 分别计算  $x_j$  对剩余波长点数据的投影  $Px_j$ ,  $Px_j = x_j - (x_j^T x_{k(n-1)}) x_{k(n-1)} (x_{k(n-1)}^T x_{k(n-1)})^{-1}$ ; 4) 定义  $k(n) = \arg[\max(\|Px_j\|)]$ ,  $j \in S$ ; 5) 令  $x_j = Px_j$ ,  $j \in S$ ,循环执行 2)~5)直到  $n=N$ ,最终提取的波长是  $k(n)$ ,  $n=0, \dots, N-1$ ; 6) 利用多元线性回归进行交互验证分析,均方根误差最小时对应的  $k(n)$  即为最终的优选结果<sup>[21]</sup>。

## 2.5 建模方法及模型评价

采用偏最小二乘回归-线性判别分析法(PLS-LDA)和最小二乘支持向量机法(LS-SVM)建立节子识别模型。PLS-LDA 是偏最小二乘法与线性判别分析法的有效结合,是一种应用广泛的线性建模方法<sup>[22]</sup>。采用蒙特卡罗交互检验来确定 PLS-LDA 模型参数。取样比率设为 0.75,模拟次数设为 2000。LS-SVM 采用最小二乘线性系统作为损失函数,通过求解一组线性方程代替传统 SVM 中的二次规划问题,降低了计算复杂性,是一种快速有效的非线性建模方法<sup>[23]</sup>。采用径向基核函数作为 LS-SVM 分类器核函数,以留一交叉验证法结合网格搜索策略来确定模型参数。

模型性能的评价指标包括识别正确率、敏感性和特异性。其中,敏感性为无节子样本中被正确识别为无节子样本的比率。特异性为有节子样本被正确识别为节子样本的比率。

# 3 结果与分析

## 3.1 板材节子的评价结果

实验共获得 1056 个光谱采样点,其中有节子部位 459 个,无节子部位 597 个。将每个木材品种中有节子部位的光谱依据节子直径进行排序,无节子部位光谱依既定编号进行排序,采用隔二留一法进行划分,最终组成校正集和测试集的非节子、节子数目如表 2 所示。由表 2 可知,校正集和测试集中各木材品种板材的节子均具有一定的代表性,可为后续建模分析奠定基础。

表 2 实验样本集数据参数

Table 2 Information of calibration set and validation set

Wood species	Calibration set			Validation set		
	Number of Normal	Number	Knot Diameter range /mm	Number of Normal	Number	Knot Diameter range /mm
DF	109	74	2-55	54	37	2-56
SPF	107	123	2-75	53	61	3-75
CH	89	52	1.5-62	45	26	2-45
DS	93	58	2-30	47	28	2-29

## 3.2 板材的光谱分析

前期预实验研究发现:350~780 nm 光谱噪声较大,故只选择 780~2500 nm 范围进行谱图分析。图 1 为不同类型板材非节子和节子部位的平均光谱图。从图 1 可以看出,不同树种板材的非节子和节子部位光谱形态相似,均在 1195,1450,1928,2092,2267,2335,2386 nm 附近存在吸收峰。其中,1195 nm 附近区域包含了木材中纤维素或木质素 C—H 伸缩振动的二级倍频信息<sup>[24]</sup>,1450 nm 附近区域包含了板材中水分或木质素中酚类物质 O—H 基团伸缩振动的一级倍频信息<sup>[17]</sup>,1928 nm 附近为水分中 O—H 伸缩振动和弯曲振动的组合频带信息<sup>[24]</sup>,2092 nm 附近包含了木材中纤维素和木聚糖中 O—H、C—H 伸缩振动和 C—H 变形振动信息<sup>[24]</sup>,2270 nm 处吸收峰为 O—H 伸缩振动、C—C 伸缩振动、C—H 伸缩振动和 C—H 变形振动综合引起,与木材中木质素、纤维素有关<sup>[24]</sup>,2335 nm 附近的吸收峰为 C—H 伸缩振动和变形振动引起,与木材中纤维素、半纤维素以及木聚糖有关<sup>[24]</sup>。

从图 1 中还可知,不同树种板材节子部位的吸光度均要明显高于正常组织。实验中板材节子部位是树木枝条的横截面,而正常组织是树木的弦切面,两种切面的管胞排布存在差异,当近红外光入射到两种组织时,光的散射、吸收存在差异<sup>[15,25]</sup>。因此,板材正常组织和节子组织的解剖性质不同是造成吸光度差异的主要原因之一。借助化学计量学方法,可以实现节子缺陷的识别。

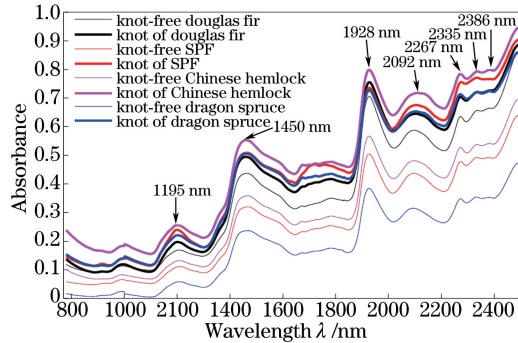


图 1 不同树种板材节子与非节子平均光谱

Fig. 1 Mean spectra from different types of boards for knot and knot-free samples

### 3.3 光谱预处理及建模方法对节子识别的影响

分别采用 PLS-LDA 和 LS-SVM 对各种预处理光谱建立板材表面节子缺陷的识别模型,结果如表 3 所示。

表 3 不同树种板材的 PLS-LDA 和 LS-SVM 模型结果

Table 3 PLS-LDA and LS-SVM results for boards of different wood species

Wood species	Modelling method	Spectrum processing method	Calibration set			Validation set		
			Sensitivity	Specificity	Accuracy / %	Sensitivity	Specificity	Accuracy / %
DF	PLS-LDA	NP	1.000	0.960	98.36	1.000	0.919	96.70
		SNV	1.000	0.960	98.36	0.982	0.919	95.60
		FD	1.000	0.987	99.45	1.000	0.946	97.80
	LS-SVM	NP	1.000	0.960	98.36	0.982	0.946	96.70
		SNV	1.000	0.973	98.91	0.982	0.946	96.70
		FD	1.000	0.973	98.91	1.000	0.946	97.80
SPF	PLS-LDA	NP	1.000	0.951	97.39	1.000	0.951	97.37
		SNV	1.000	0.943	96.96	1.000	0.951	97.37
		FD	1.000	0.976	98.70	1.000	0.967	98.25
	LS-SVM	NP	1.000	0.976	98.70	1.000	0.967	98.25
		SNV	1.000	0.976	98.70	1.000	0.967	98.25
		FD	1.000	1.000	100.00	1.000	0.967	98.25
CH	PLS-LDA	NP	0.966	0.981	97.16	0.956	0.846	91.55
		SNV	0.966	0.962	96.45	0.978	0.846	92.96
		FD	0.978	0.981	97.87	0.978	0.885	94.37
	LS-SVM	NP	0.978	0.923	95.74	0.978	0.962	97.18
		SNV	1.000	0.942	97.87	0.933	0.962	94.37
		FD	1.000	1.000	100.00	0.978	0.962	97.18
DS	PLS-LDA	NP	1.000	0.966	98.68	1.000	0.929	97.33
		SNV	1.000	0.966	98.68	1.000	0.929	97.33
		FD	1.000	0.966	98.68	1.000	0.964	98.67
	LS-SVM	NP	1.000	0.983	99.34	1.000	0.964	98.67
		SNV	1.000	0.983	99.14	1.000	0.929	97.33
		FD	1.000	1.000	100.00	1.000	0.964	98.67

由表 3 可知,不管是采用 PLS-LDA 方法,还是采用 LS-SVM 方法,一阶导数光谱所建模型均能取得较好的效果。这表明一阶导数光谱预处理有利于减弱仪器、样品以及光谱采集环境等因素引起的噪声干扰,从

而增强模型的预测能力。此外,在采用线性建模方法 PLS-LDA 和非线性建模方法 LS-SVM 建立同一单一树种板材的节子识别模型时,LS-SVM 模型几乎均优于同类 PLS-LDA 模型,其原因可能是 PLS-LDA 只能处理板材光谱中的线性相关关系,而 LS-SVM 则可以充分利用光谱数据中的非线性信息(如含水率、密度、色泽和自然纹理等),从而获得较优的预测结果。

### 3.4 单一树种与混合树种节子模型的适应性

为了探索单一树种板材节子缺陷识别模型对其他树种板材节子缺陷识别的适应性,分别采用单一树种板材节子缺陷识别的 LS-SVM 模型去预测其他三个树种板材,预测结果如表 4 所示。

表 4 单一树种 LS-SVM 模型对其他树种预测结果

Table 4 Results of LS-SVM model built within one species to discriminate samples from other species

Wood species	Spectrum processing method	Sample species	Validation set		
			Sensitivity	Specificity	Accuracy /%
DF	NP	SPF	0.547	1.000	78.40
		CH	0.467	0.962	64.79
		DS	0.234	0.964	50.67
	SNV	SPF	0.849	0.885	86.84
		CH	0.778	0.731	76.06
		DS	0.957	0.857	92.00
	FD	SPF	0.245	1.000	64.91
		CH	0.378	1.000	60.56
		DS	0.234	0.929	49.33
SPF	NP	DF	0.833	0.892	85.71
		CH	0.400	0.846	56.34
		DS	1.000	0.893	96.00
	SNV	DF	0.519	0.973	70.33
		CH	0.356	1.000	59.15
		DS	0.894	0.893	89.33
	FD	DF	0.907	0.811	86.81
		CH	0.378	1.000	60.56
		DS	1.000	0.893	96.00
CH	NP	DF	0.963	0.703	85.71
		SPF	0.981	0.918	94.74
		DS	1.000	0.821	93.33
	SNV	DF	0.611	0.811	69.23
		SPF	0.868	0.951	91.23
		DS	0.638	0.857	72.00
	FD	DF	0.815	0.811	81.32
		SPF	0.943	0.951	94.74
		DS	0.894	0.8571	88.00
DS	NP	DF	0.944	0.892	92.31
		SPF	0.849	0.918	88.60
		CH	0.844	0.769	81.69
	SNV	DF	0.593	0.973	74.73
		SPF	0.868	0.967	92.11
		CH	0.667	1.000	78.87
	FD	DF	0.1852	0.973	50.55
		SPF	0.491	0.984	75.44
		CH	0.311	1.000	56.34



由表 4 可知, 无论是否进行光谱预处理, 单一树种板材的节子缺陷识别模型对其他树种板材的节子识别能力均较差。只有铁杉板材的 NP-LS-SVM、FD-LS-SVM 模型对 SPF 板材的敏感性、特异性超过 0.9, 这表明单一树种板材的节子缺陷识别模型适应性较差, 其原因可能是实验中不同针叶材板材的组织结构、含水率、密度等差异较大, 且光谱预处理方法和建模方法无法克服这些因素的影响 (PLS-LDA 结果更差, 未列出)。因此, 有必要建立混合板材节子缺陷识别模型, 从而提高模型的适应性。

表 5 给出了采用 LS-SVM 建立混合板材节子识别模型的结果。由表 5 可知, 采用一阶导数预处理结合 LS-SVM 所建混合模型的性能最优。该模型对校正集和测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为 1.000、0.981、99.15% 和 0.995、0.961、98.01%。对比表 3 发现, 混合模型对 4 种板材的预测结果与单一树种板材模型的预测效果相当。这说明混合树种板材节子识别模型的适应性更强, 更能适用于含水率、密度等不同的板材节子缺陷检测。

表 5 全波段与特征波段下混合树种 LS-SVM 模型结果

Table 5 Results for full wavelengths models and effective wavelengths model

Model type	Spectrum processing method	Wood species	Calibration set			Validation set			
			Sensitivity	Specificity	Accuracy / %	Sensitivity	Specificity	Accuracy / %	
FWs	NP	Mixed	1.000	0.977	99.01	0.990	0.947	97.15	
		DF				0.982	0.946	96.70	
		SPF				1.000	0.967	98.25	
		CH				0.978	0.923	95.77	
		DS				1.000	0.929	97.33	
	SNV	Mixed	1.000	0.981	99.15	0.995	0.947	97.44	
		DF				1.000	0.946	97.80	
		SPF				1.000	0.967	98.25	
		CH				0.978	0.923	95.77	
		DS				1.000	0.929	97.33	
	FD	Mixed	1.000	0.981	99.15	0.995	0.961	98.01	
		DF				1.000	0.946	97.80	
		SPF				1.000	0.967	98.25	
		CH				0.978	0.962	97.18	
		DS				1.000	0.964	98.67	
	EWs	NP	Mixed	0.998	0.958	98.01	0.990	0.954	97.44
			DF				0.982	0.946	96.70
			SPF				1.000	0.967	98.25
			CH				0.978	0.962	97.18
			DS				1.000	0.929	97.33

FWs: full wavelengths; EWs: effective wavelengths.

### 3.5 特征波长优选

采用 SPA 算法对全波段原始光谱进行特征变量选择。最终从 1721 个波长点中优选出 15 个光谱变量, 分别是 856, 960, 1000, 1093, 1301, 1348, 1433, 1671, 1714, 1831, 1891, 1945, 2205, 2273, 2497 nm, 其分布如图 2 所示。其中, 1348 nm 附近为木材中半纤维素 C—H 伸缩振动和变形振动的一级倍频带, 1671 nm 附近为木材中木质素的芳环基团伸缩振动一级倍频带, 1714 nm 附近为半纤维素 C—H 伸缩振动的一级倍频带, 1831 nm 附近为木材中纤维素 C—H、C=O 伸缩振动的一级倍频带, 2205 nm 附近为木质素 C—H、C=O 伸缩振动频带, 2273 nm 附近为半纤维素 C—H 伸缩振动和变形振动频带, 2497 nm 附近为纤维素中 C—H、C—C 键伸缩振动频带<sup>[24]</sup>。木材节子组织中多存在应力木, 与正常木材相比, 应力木的木质素含量较高, 纤维素等的含量较低<sup>[15, 26]</sup>, 因此, 上述特征波长可以准确反映板材表面节子缺陷与正常组织的主要化学成分差异。除此之外, 所选的 960 nm 附近为 O—H 伸缩振动二级倍频带, 1433 nm 附近为 O—H 伸缩振动一级倍频带, 1945 nm 附近则为 O—H 伸缩振动频带, 这些波长均与板材中水分含量相关<sup>[24]</sup>, 可以表征不同树种板材含水率差异。

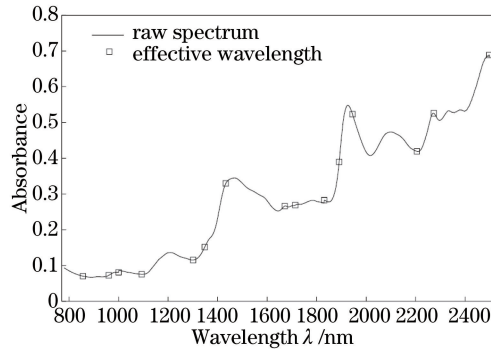


图2 连续投影算法的变量选择结果

Fig. 2 Effective wavelengths selected by SPA

### 3.6 简化模型的建立与分析

采用 LS-SVM 对 15 个特征波长数据建立节子缺陷识别模型 EW<sub>s</sub>-LS-SVM, 并与原始光谱全波段模型 FW<sub>s</sub>-LS-SVM 比较, 结果如表 5 所示。

由表 5 可知, EW<sub>s</sub>-LS-SVM 模型对校正集的敏感性、特异性和识别准确率分别为 0.998、0.958、98.01%。与原始光谱下的 FW<sub>s</sub>-LS-SVM 模型相比, EW<sub>s</sub>-LS-SVM 模型对校正集的敏感性、特异性和识别准确率略有降低, 这可能是 EW<sub>s</sub>-LS-SVM 模型只用了 15 个波长变量, 从而导致有利于节子缺陷识别的部分波长信息丢失引起的。将该模型应用于测试集时, 测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为 0.990、0.954、97.44%, 其特异性和识别准确率略优于原始光谱下的 FW<sub>s</sub>-LS-SVM 模型对测试集的同类指标。这表明经连续投影算法优选的仅占全波段变量数 0.87% 的特征波长所建的 LS-SVM 简化模型可以用于不同针叶材板材表面节子缺陷识别, 在保证识别精度的情况下, 可以加速建模过程和减少识别时间。下一步可以利用所选特征波长构建木材表面节子缺陷快速检测系统, 从而实现木材依据节子进行自动化分级。

## 4 结 论

采用近红外光谱技术结合化学计量学方法研究了北美黄杉、铁杉、云杉以及 SPF 规格材等 4 种针叶材及混合板材表面节子缺陷的检测方法。研究表明, 一阶导数光谱预处理结合非线性模式识别方法 LS-SVM 所建单一和混合节子识别模型性能最优; 任意单一树种板材的节子识别模型不能用于其他 3 个树种板材节子缺陷的识别; SPA 优选的 15 个特征波长变量, 能准确反映不同针叶材节子部位与非节子部位成分差异; 基于特征波长和 LS-SVM 建立的简化模型对测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为 0.990、0.954、97.44%, 略高于全波段原始光谱模型。所选特征波长可用于搭建木材节子缺陷快速检测的在线光谱分析系统。

## 参 考 文 献

- [1] Song Xiaoyan, Bai Fuzhong, Wu Jianxin, *et al.* Wood knot defects recognition with gray-scale histogram features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(3): 031501.  
宋小燕, 白福忠, 武建新, 等. 应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 031501.
- [2] Karsulovic J T, León L A, Gaete L. Ultrasonic detection of knots and annual ring orientation in *Pinus radiata* lumber [J]. Wood and Fiber Science, 2007, 32(3): 278-286.
- [3] Baradit E, Aedo R, Correa J. Knots detection in wood using microwaves[J]. Wood Science and Technology, 2006, 40(2): 118-123.
- [4] Longuetaud F, Mothe F, Kerautret B, *et al.* Automatic knot detection and measurements from X-ray CT images of wood: a review and validation of an improved algorithm on softwood samples [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 85: 77-89.
- [5] Han Yujie, Zhu Guoxi, Tanaka Chiaki. Method of on-line detecting wood surface defects by laser[J]. China Wood

Industry, 2002, 16(3): 28-29.

韩玉杰, 朱国玺, 田中千秋. 木材表面缺陷的激光在线检测技术[J]. 木材工业, 2002, 16(3): 28-29.

- [6] Chen L J, Wang K Q, Xie Y H, *et al.* The segmentation of timber defects based on color and the mathematical morphology[J]. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(3): 965-967.
- [7] Xie Y H, Wang J C. Study on the identification of the wood surface defects based on texture features[J]. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(19): 2231-2235.
- [8] Chen Yongping, Guo Wenjing, Wang Zheng. An improved algorithm of veneer knot image recognition based on mathematical morphology[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2015, 51(9): 90-95.  
陈勇平, 郭文静, 王正. 基于数学形态学的木材单板节子识别改进算法[J]. 林业科学, 2015, 51(9): 90-95.
- [9] Wu Xiaohong, Sun Jun, Wu Bin, *et al.* Qualitative analysis model of near infrared spectra of pork based on synergy interval partial least squares discriminant analysis[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(4): 043003.  
武小红, 孙俊, 武斌, 等. 基于联合区间偏最小二乘判别分析的猪肉近红外光谱定性建模分析[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(4): 043003.
- [10] Gong Zhiyuan, Li Yifan, Liu Yande, *et al.* Study on influence of irradiation angle on detection of sugar content of apple by near infrared spectroscopy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(2): 023004.  
龚志远, 李轶凡, 刘燕德, 等. 光源照射角度对苹果糖度近红外光谱检测的影响研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(2): 023004.
- [11] Poke F S, Raymond C A. Predicting extractives, lignin, and cellulose contents using near infrared spectroscopy on solid wood in *Eucalyptus globulus* [J]. *Journal of Wood Chemistry and Technology*, 2006, 26(2): 187-199.
- [12] Alves A, Santos A, Rozenberg P, *et al.* A common near infrared-based partial least squares regression model for the prediction of wood density of *Pinus pinaster* and *Larix x eurolepis* [J]. *Wood Science and Technology*, 2012, 46(1-3): 157-175.
- [13] Yang Zhong, Huang Anmin, Jiang Zehui. Discrimination of wood biological decay by NIR coupled with regression analysis prediction method[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2012, 48(10): 120-124.  
杨忠, 黄安民, 江泽慧. 近红外光谱结合回归分析预测法判别木材的生物腐朽[J]. 林业科学, 2012, 48(10): 120-124.
- [14] Shou Guozhong, Zhang Wenya, Gu Yuqi, *et al.* Application of near infrared spectroscopy for discrimination of similar rare woods in the Chinese market[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2014, 22(6): 423-432.
- [15] Fujimoto T, Tsuchikawa S. Identification of dead and sound knots by near infrared spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2010, 18(6): 473-479.
- [16] Yang Zhong, Chen Ling, Fu Yuejin, *et al.* Rapid detection of knot defect in wood surface by near infrared spectroscopy coupled with SIMCA pattern recognition[J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2012, 40(8): 70-72.  
杨忠, 陈玲, 付跃进, 等. 近红外光谱结合 SIMCA 模式识别法检测木材表面节子[J]. 东北农业大学学报, 2012, 40(8): 70-72.
- [17] Yang Z, Zhang M M, Chen L, *et al.* Non-contact detection of surface quality of knot defects on eucalypt veneers by near infrared spectroscopy coupled with soft independent modeling of class analogy[J]. *BioResources*, 2015, 10(2): 3314-3325.
- [18] Yang Z, Zhang M M, Li K, *et al.* Rapid detection of knot defects on wood surface by near infrared spectroscopy coupled with partial least squares discriminant analysis[J]. *BioResources*, 2016, 11(1): 2557-2567.
- [19] Liu Fei, Feng Lei, Chai Rongyao, *et al.* Discrimination of rice canopy leaf blast based on spectroscopic techniques and direct orthogonal signal correction[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 585-589.  
刘飞, 冯雷, 柴荣耀, 等. 基于直接正交信号校正的水稻冠层叶瘟光谱诊断[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 585-589.
- [20] Luo Xia, Hong Tiansheng, Luo Kuo, *et al.* Application of hyperspectrum technology in non-destructive measurement of soluble solid content in pitaya[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(8): 083002.  
罗霞, 洪添胜, 罗阔, 等. 高光谱技术在无损检测火龙果可溶性固形物中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(8): 083002.
- [21] Araújo M C U, Saldanha T C B, Galvão R K H, *et al.* The successive projections algorithm for variable selection in



- spectroscopic multicomponent analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2001, 57(2): 65-73.
- [22] Sun Tong, Wu Yiqing, Li Xiaozhen, *et al.* Discrimination of camellia oil adulteration by NIR spectra and subwindow permutation analysis[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(6): 0630005.  
孙 通, 吴宜青, 李晓珍, 等. 基于近红外光谱和子窗口重排分析的山茶油掺假检测[J]. *光学学报*, 2015, 35(6): 0630005.
- [23] Suykens J A K, de Brabanter J, Lukas L, *et al.* Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation[J]. *Neurocomputing*, 2002, 48(1): 85-105.
- [24] Schwanninger M, Rodrigues J, Fackler K. A review of band assignments in near infrared spectra of wood and wood components[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2011, 19(5): 287-308.
- [25] Jiang Zehui, Huang Anmin, Wang Bin. Near infrared spectroscopy of wood sections and rapid density prediction[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2006, 26(6): 1034-1037.  
江泽慧, 黄安民, 王 斌. 木材不同切面的近红外光谱信息与密度快速预测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, 26(6): 1034-1037.
- [26] Rowell R M. *Wood chemistry and wood composites*[M]. Boca Raton: CRC Press, 2005: 35-74.